



## TỔNG QUAN ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG CÁ THỂ HÓA ĐIỀU TRỊ Y HỌC CỔ TRUYỀN

Phạm Xuân Đà<sup>1</sup>, Nguyễn Việt Nhung<sup>1</sup>, Đỗ Hoàng Ngọc Mai<sup>1</sup>

### TÓM TẮT

Sự tích hợp của trí tuệ nhân tạo (AI) vào Y học cổ truyền (YHCT) đang nổi lên như một hướng tiếp cận tiềm năng nhằm khắc phục các hạn chế cố hữu liên quan đến tính chủ quan, thiếu chuẩn hoá và thiếu hụt bằng chứng khoa học. Nghiên cứu này nhằm phân tích các cơ chế kỹ thuật mà qua đó AI góp phần chuẩn hoá chẩn đoán và cá thể hoá bài thuốc, từ đó thúc đẩy quá trình chuyển đổi YHCT theo hướng y học dựa trên bằng chứng. Nghiên cứu tổng hợp các tiến bộ gần đây trong học máy, học sâu, xử lý ngôn ngữ tự nhiên, thị giác máy tính, đồ thị tri thức và mạng nơ-ron đồ thị trong bối cảnh thực hành lâm sàng YHCT. Trọng tâm được đặt vào hai lĩnh vực chính: (i) chuẩn hoá chẩn đoán thông qua số hoá hệ thống “Tứ chẩn” và mô hình hoá biện chứng luận trị; (ii) cá thể hoá bài thuốc dựa trên các mô hình khuyến nghị, mô hình sinh và các thuật toán tối ưu hoá đa mục tiêu. Kết quả cho thấy AI cho phép chuyển đổi quy trình chẩn đoán dựa trên kinh nghiệm thành hệ thống định lượng có khả năng tái lập thông qua việc chuyển đổi dữ liệu lâm sàng dị thể thành dữ liệu có cấu trúc. Trong điều trị, AI hỗ trợ lựa chọn và tối ưu hoá liều lượng bài thuốc, đồng thời dự báo độc tính, tương tác dược liệu – thuốc và các hiệu ứng hiệp đồng hoặc đối kháng giữa các thành phần. Bên cạnh đó, các mô hình AI có khả năng diễn giải và kiến trúc “human-in-the-loop” góp phần nâng cao tính minh bạch và khả năng chấp nhận trong lâm sàng. Tuy nhiên, việc ứng dụng AI vẫn đối mặt với các thách thức đáng kể, bao gồm chất lượng dữ liệu chưa cao, thiếu chuẩn hoá, hạn chế trong suy luận nhân quả, vấn đề diễn giải và sự thiếu hụt khung pháp lý phù hợp. Tổng thể, AI không thay thế vai trò của thầy thuốc YHCT mà đóng vai trò như một công cụ hỗ trợ, góp phần củng cố nền tảng khoa học, tính tái lập và độ tin cậy của thực hành lâm sàng YHCT.

**Từ khóa:** Trí tuệ nhân tạo; Y học cổ truyền; Biện chứng luận trị; Cá thể hóa điều trị; Y học dựa trên bằng chứng.

### SUMMARY

#### ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PERSONALIZED TREATMENT OF TRADITIONAL MEDICINE: A COMPREHENSIVE REVIEW

The integration of artificial intelligence (AI) into Traditional Medicine (TM) has emerged as a promising approach to overcome inherent limitations related to subjectivity, lack of standardization, and insufficient scientific evidence. This study aims to elucidate the technical mechanisms through which AI contributes to the standardization of diagnostic processes and the personalization of herbal prescriptions, thereby facilitating the transition of TM toward

1. Trường Đại học Y dược – ĐH Quốc Gia Hà Nội

Tác giả liên hệ: PGS.TS. Phạm Xuân Đà

Email:

Ngày nhận bài: 5.5.2026

Ngày được chấp nhận: 21.5.2026

an evidence-based medicine framework. This study synthesizes recent advances in machine learning, deep learning, natural language processing, computer vision, knowledge graphs, and graph neural networks within the context of clinical TM practice. Particular emphasis is placed on two principal domains: (i) the standardization of diagnosis through the digitalization of the “four diagnostic methods” and the computational modeling of syndrome differentiation; and (ii) the personalization of herbal prescriptions using recommendation systems, generative models, and multi-objective optimization algorithms. The findings demonstrate that AI enables the transformation of experience-driven diagnostic processes into quantifiable and reproducible systems by converting heterogeneous clinical data into structured representations. In clinical therapeutics, AI facilitates the selection and optimization of herbal formula compositions and dosages, while concurrently predicting toxicity, herb–drug interactions, and synergistic or antagonistic effects among medicinal components. Furthermore, the incorporation of explainable AI frameworks and human-in-the-loop architectures enhances both interpretability and clinical acceptability. However, the implementation of AI in TM remains challenged by several critical issues, including suboptimal data quality, lack of standardization, limitations in causal inference, insufficient interpretability, and the absence of appropriate regulatory frameworks. Overall, AI should not be regarded as a substitute for TM practitioners, but rather as an augmentative tool that strengthens the scientific rigor, reproducibility, and reliability of clinical practice in Traditional Medicine.

**Keywords:** Artificial intelligence; Traditional medicine; Syndrome differentiation; Personalized treatment; Evidence-based medicine.

## I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong thập kỷ gần đây, trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence – AI) đã nổi lên như một trong những công nghệ nền tảng thúc đẩy chuyển đổi số trong y học, trong đó Y học cổ truyền (YHCT) ngày càng trở thành một lĩnh vực thu hút sự quan tâm nghiên cứu đáng kể [1]. Sự gia tăng nhanh chóng của các công bố khoa học cho thấy xu hướng tích hợp AI vào YHCT không còn mang tính thử nghiệm riêng lẻ mà đang dần hình thành một hướng nghiên cứu có hệ thống [1, 2]. Các nghiên cứu tổng quan gần đây chỉ ra rằng AI đã được ứng dụng trên nhiều khía cạnh của YHCT, bao gồm hỗ trợ chẩn đoán, chuẩn hoá quy trình “Tứ chẩn”, phân tích bệnh án điện tử và tối ưu hoá bài thuốc [3-5]. Đặc biệt, sự phát triển của các kỹ thuật học sâu (deep learning), xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) và học trên đồ thị (graph learning) đã cho phép khai thác hiệu quả các nguồn dữ liệu phức tạp và dị thể vốn là đặc trưng của YHCT [6, 7]. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay tập trung tại Trung Quốc, nơi có hệ sinh thái dữ liệu và hạ tầng nghiên cứu tương đối hoàn chỉnh cho Y học cổ truyền Trung Quốc (TCM) [8]. Các nghiên cứu này không chỉ dừng lại ở mức độ phát triển thuật toán mà đã bắt đầu chuyển sang các ứng dụng có tính lâm sàng, như hệ thống hỗ trợ chẩn đoán dựa trên AI, mô hình “đa bệnh – đa hội chứng” và các nền tảng phân tích dữ liệu thực tế (real-world data) [9, 10]. Bên cạnh đó, các tổng quan hệ thống và scoping review cũng ghi nhận xu hướng mở rộng ứng dụng AI sang các lĩnh vực liên quan như y học bổ sung và thay thế, cho thấy tiềm năng phổ quát của công nghệ này trong các hệ thống y học truyền thống [11, 12].

Trong bối cảnh hiện đại, xu hướng chuyển dịch từ mô hình điều trị “một phác đồ cho nhiều bệnh nhân” sang y học cá thể hoá



(personalized medicine) đang trở thành một định hướng trung tâm [12, 13]. Cách tiếp cận này nhấn mạnh việc điều chỉnh chiến lược điều trị dựa trên đặc điểm sinh học, lâm sàng và môi trường của từng cá thể, nhằm tối ưu hoá hiệu quả và giảm thiểu nguy cơ bất lợi [14]. Đáng chú ý, nguyên lý này có sự tương đồng sâu sắc với nền tảng của Y học cổ truyền (YHCT), nơi “biện chứng luận trị” đã từ lâu định hình cách thức cá thể hoá điều trị dựa trên trạng thái toàn thể của người bệnh. Tuy nhiên, điểm khác biệt cốt lõi nằm ở chỗ y học hiện đại triển khai cá thể hoá trên nền tảng dữ liệu định lượng và bằng chứng khoa học, trong khi YHCT chủ yếu dựa vào kinh nghiệm lâm sàng của thầy thuốc [14, 15]. Song song với đó, y học dựa trên bằng chứng (Evidence-based Medicine – EBM) đã trở thành tiêu chuẩn vàng trong đánh giá hiệu quả và an toàn của các can thiệp y học [16]. EBM yêu cầu các quyết định lâm sàng phải dựa trên bằng chứng khoa học đáng tin cậy, có khả năng tái lập và được kiểm chứng thông qua các phương pháp nghiên cứu chặt chẽ [17]. Trong khi đó, YHCT mặc dù có lịch sử lâu dài và hiệu quả thực tiễn, lại gặp nhiều khó khăn khi tiếp cận khung EBM do đặc tính đa thành phần, đa mục tiêu của bài thuốc và tính biến thiên cao trong chẩn đoán cũng như điều trị. Việc thiếu các tiêu chí chuẩn hoá và công cụ đo lường định lượng khiến nhiều giá trị của YHCT khó được diễn giải và đánh giá theo ngôn ngữ khoa học hiện đại. Chính trong giao điểm giữa hai xu hướng này với xu hướng cá thể hoá và EBM, nhu cầu hiện đại hoá YHCT trở nên cấp thiết. Hiện đại hoá ở đây không đơn thuần là “kỹ thuật hoá” các phương pháp truyền thống, mà là tái cấu trúc hệ thống tri thức YHCT theo hướng có thể định lượng, chuẩn hoá và tích hợp với các bằng chứng sinh học hiện đại. Điều này đòi hỏi phải xây dựng được các mô hình có khả năng liên kết giữa biểu hiện lâm sàng ở cấp độ vĩ mô (hội chứng,

tạng phủ) với các cơ chế sinh học ở cấp độ vi mô (phân tử, đường tín hiệu), đồng thời duy trì được tính toàn diện vốn có của YHCT [16, 18].

Mặc dù các tiến bộ gần đây cho thấy trí tuệ nhân tạo có tiềm năng đáng kể trong việc hỗ trợ chuẩn hoá chẩn đoán và cá thể hoá điều trị trong Y học cổ truyền, các bằng chứng hiện có vẫn tồn tại những khoảng trống quan trọng cả về phương pháp luận lẫn giá trị ứng dụng lâm sàng. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay tiếp cận AI theo hướng bài toán đơn lẻ, tập trung vào từng khía cạnh riêng biệt như nhận dạng hình ảnh lưỡi, phân tích mạch, hay khuyến nghị bài thuốc [19, 20]. Cách tiếp cận phân mảnh này chưa phản ánh đầy đủ bản chất hệ thống và liên kết chặt chẽ giữa các bước trong quy trình lâm sàng YHCT, từ thu nhận dữ liệu, biện chứng luận trị đến quyết định điều trị. Do đó, vẫn thiếu một khung phân tích tích hợp có khả năng mô tả một cách hệ thống cơ chế mà AI tái cấu trúc toàn bộ chuỗi giá trị lâm sàng của YHCT. Đồng thời, mối liên hệ giữa các ứng dụng AI và khung y học dựa trên bằng chứng (EBM) vẫn chưa được làm rõ, các nghiên cứu có thiết kế thẩm định lâm sàng hoặc đánh giá hiệu quả thực tế của các hệ thống AI trong YHCT còn hạn chế, trong khi các tổng quan hiện có chủ yếu mang tính mô tả công nghệ hơn là phân tích cơ chế và giá trị ứng dụng [16, 21]. Điều này dẫn đến một khoảng trống đáng kể trong việc hiểu rõ vai trò thực sự của AI như một công cụ cầu nối giữa YHCT và y học hiện đại. Xuất phát từ những khoảng trống trên, nghiên cứu này được thực hiện với mục tiêu tổng hợp và phân tích một cách hệ thống các ứng dụng của AI trong cá thể hoá điều trị YHCT, không chỉ dừng ở việc mô tả công nghệ mà còn làm rõ các cơ chế kỹ thuật cốt lõi, khả năng tích hợp vào quy trình lâm sàng và vai trò trong việc thúc đẩy y học dựa trên bằng chứng. Cụ thể, nghiên cứu tập

trung vào hai mục tiêu chính: (i) phân tích vai trò của AI trong chuẩn hoá chẩn đoán thông qua số hoá hệ thống “Tứ chẩn” và mô hình hoá biện chứng luận trị; và (ii) làm rõ các phương pháp AI trong cá thể hoá bài thuốc, và AI trong YHCT với y học thực chứng (EBM). Thông qua đó, nghiên cứu hướng tới xây dựng một khung tiếp cận tích hợp, góp phần định hướng phát triển và ứng dụng AI trong YHCT theo hướng khoa học, chuẩn hoá và có giá trị lâm sàng.

## II. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP TỔNG QUAN

### Thiết kế và phạm vi:

Tổng quan mô tả có cấu trúc (narrative review) theo khung IMRAD, mô tả và tổng hợp định tính bằng chứng lâm sàng mới nhất về ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong cá thể hoá điều trị bằng YHCT tính đến 03/2026.

### Phương pháp tìm kiếm

Nguồn dữ liệu: PubMed/MEDLINE, Cochrane Library và Web of Science.

Từ khóa và toán tử:

("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning" OR "Neural Networks" OR "Natural Language Processing" OR "NLP" OR "Large Language Models" OR "LLM")

AND ("Traditional Chinese Medicine" OR "TCM" OR "Traditional Medicine" OR "Herbal Medicine" OR "Syndrome Differentiation" OR "Pulse Diagnosis" OR "Tongue Diagnosis")

AND ("Precision Medicine" OR "Personalized Medicine" OR "Individualized Treatment" OR "Customized Therapy")

### Tiêu chuẩn lựa chọn và loại trừ:

Tiêu chuẩn lựa chọn:

**Bảng 1: Tiêu chí lựa chọn nghiên cứu đưa vào tổng quan theo khung PICO**

Thành phần	Tiêu chuẩn lựa chọn
<b>Đối tượng (P)</b>	Các nghiên cứu về công cụ trí tuệ nhân tạo (AI) trong Y học cổ truyền, tập trung vào cá thể hoá điều trị.
<b>Can thiệp (I)</b>	Công cụ chẩn đoán AI, đơn thuốc cá thể hóa, hoặc các can thiệp trị liệu chính xác.
<b>So sánh (C)</b>	Chẩn đoán YHCT thông thường, các bài thuốc chuẩn theo dược điển hoặc đối chứng với chuyên gia.
<b>Kết quả (O)</b>	Độ chính xác của phân biệt hội chứng, hiệu quả lâm sàng, tính an toàn hoặc tối ưu hóa phác đồ.

Tiêu chuẩn loại trừ: Các nghiên cứu YHCT chỉ sử dụng các phương pháp thống kê truyền thống (như t-test, ANOVA) mà không ứng dụng thuật toán AI hoặc Học máy; các bài tóm tắt hội nghị không có toàn văn, thư gửi biên tập viên, bài bình luận hoặc quan điểm cá nhân; các nghiên cứu thiếu mô tả chi tiết về phương pháp luận và các bài viết bình luận không có dữ liệu; nghiên cứu chứng minh khái niệm, tính hợp lệ hoặc tính khả thi

### Quy trình sàng lọc và trích xuất

Để xác định các lĩnh vực khái niệm trong vấn đề nghiên cứu này, chúng tôi đã áp dụng hướng dẫn của Tổ chức Y tế Thế giới về đạo đức và quản trị AI cho sức khỏe, định nghĩa về AI (dựa trên khuyến nghị của Hội đồng Trí tuệ Nhân tạo của các quốc gia thuộc Tổ chức Hợp tác và Phát triển Kinh tế) [42,43]: “Hệ thống Trí tuệ Nhân tạo (AI) là một hệ thống dựa trên máy móc, có khả năng đưa ra các dự đoán, khuyến nghị hoặc quyết định có ảnh hưởng đến các môi trường thực hoặc môi trường ảo đối với một tập hợp các mục tiêu do con người xác định. Các hệ thống AI được thiết kế để vận hành với các mức độ tự chủ khác nhau.” [42].

**Các dữ liệu sau đây đã được trích xuất:**

1. Thông tin chung: tác giả, năm xuất bản, quốc gia, bối cảnh lâm sàng, mục tiêu nghiên cứu và thiết kế nghiên cứu

2. Các loại và ứng dụng của AI: công nghệ AI được sử dụng, loại mô hình AI, loại nhiệm vụ do AI thực hiện, mức độ tự chủ hành động, mục đích sử dụng AI và người dùng AI dự định

3. Quy trình triển khai: trọng tâm nghiên cứu, động cơ triển khai, các yếu tố trong quy trình triển khai và các khung lý thuyết được sử dụng

Hai nghiên cứu viên độc lập tiến hành sàng lọc tiêu đề – tóm tắt, đọc toàn văn và trích xuất số liệu. Đối chứng kết quả, nếu có bất đồng được giải quyết bằng thảo luận và kiểm tra lại để khẳng định số liệu chuẩn.

**III. KẾT QUẢ****Bảng 2: Thông tin chung về các nghiên cứu đưa vào tổng quan**

STT	Tên nghiên cứu	Năm xuất bản	Tên tác giả	Quốc gia	Loại nghiên cứu
1	Integrating artificial intelligence into the modernization of traditional Chinese medicine industry: a review [21]	2024	Zhou E (En Zhou),	Trung Quốc,	Tổng quan
2	Artificial intelligence in traditional medicine: evidence, barriers, and a research roadmap for personalized care [12]	2025	Ketmanee Jongjiamdee	Thái Lan	Tổng quan
3	AI empowering traditional Chinese medicine? [2]	2024	Zhilin Song	Trung Quốc,	Tổng quan
4	Progress in the application of AI in the standardization of traditional Chinese medicine: A review based on machine learning and deep learning [22]	2025	Xianglong Meng,	Trung Quốc	Tổng quan hệ thống
5	Artificial Intelligence–Based Traditional Chinese Medicine Assistive Diagnostic System: Validation Study [23]	2020	Hong Zhang,	Trung Quốc	Nghiên cứu thẩm định
6	A systematic literature review and classification of knowledge discovery in traditional medicine [24]	2019	Goli Arji,	Iran	Tổng quan hệ thống
7	Developing the Artificial Intelligence Method and System for “Multiple Diseases Holistic Differentiation” in Traditional Chinese Medicine and Its Interpretability to Clinical Decision [25]	2025	Zhe Chen	Trung Quốc	Nghiên cứu mô hình
8	Development and application of artificial intelligence in traditional Chinese medicine research and development [26]	2026	Anxin Wang,	Trung Quốc	Tổng quan
9	The Use of Artificial Intelligence in Complementary and Alternative Medicine: A Systematic Scoping Review [27]	2022	Hongmin Chu,	Hàn Quốc	Tổng quan hệ thống
10	When Traditional Medicine Meets AI: Critical Considerations for AI-Empowered Clinical Support in Traditional Medicine [10]	2025	Yuling Sun,	Trung Quốc,	Nghiên cứu định tính.
11	Artificial intelligence in traditional Chinese medicine: from systems biological mechanism discovery, real-world clinical evidence inference to personalized clinical decision support [28]	2025	Dengying Yan	Trung Quốc	Tổng quan

### 3.1 Kết quả tìm kiếm dữ liệu

Tổng cộng 11 nghiên cứu được đưa vào phân tích trong tổng quan này. Về loại hình nghiên cứu, phần lớn là các bài tổng quan (n = 5) [2, 12, 21, 26, 28], 3 nghiên cứu tổng quan hệ thống [22, 24, 27]. Ngoài ra, có 1 nghiên cứu mô hình [25], 1 nghiên cứu thẩm định [23] và 1 nghiên cứu định tính [10]. Cách phân bố này cho thấy lĩnh vực ứng dụng AI trong Y học cổ truyền hiện vẫn đang ở giai đoạn tổng hợp bằng chứng và phát triển phương pháp, với số lượng nghiên cứu thực nghiệm còn tương đối hạn chế. Các nghiên cứu chủ yếu tập trung tại Trung Quốc (chiếm 72,7%), phản ánh vai trò dẫn dắt của quốc gia này trong việc phát triển và ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào Y học cổ truyền, đặc biệt trong bối cảnh Y học cổ truyền Trung Quốc có hệ thống lý luận và dữ liệu lâm sàng tương đối hoàn chỉnh. Bên cạnh đó, các nghiên cứu từ Thái Lan, Hàn Quốc và Iran cho thấy xu hướng mở rộng của lĩnh vực này ra ngoài Trung Quốc, tuy nhiên quy mô và mức độ ứng dụng vẫn còn khiêm tốn hơn.

### 3.2 AI trong chuẩn hoá chẩn đoán (pattern diagnosis)

Cơ chế cốt lõi của trí tuệ nhân tạo (AI) trong chuẩn hoá chẩn đoán Y học cổ truyền (YHCT) có thể được khái quát như một quy trình đa tầng, bao gồm: (i) chuẩn hoá thu nhận dữ liệu lâm sàng, (ii) cấu trúc hoá dữ liệu phi cấu trúc, (iii) mô hình hoá suy luận biện chứng, (iv) tích hợp tri thức chuyên gia và (v) hợp nhất đa phương thức. Chuỗi xử lý này cho phép chuyển hoá hệ thống chẩn đoán mang tính kinh nghiệm thành một hệ thống định lượng, có khả năng tái lập và kiểm chứng [22, 25].

AI thực hiện khách quan hoá hệ thống “Tứ chẩn” thông qua các thiết bị thu nhận dữ liệu số hoá [22]. Trong vọng chẩn, các hệ thống camera độ phân giải cao kết hợp với thuật toán thị giác máy tính, đặc biệt là mạng nơ-ron tích

chập (CNN), được sử dụng để phân tích các đặc trưng hình thái như sắc mặt, hình thể và đặc biệt là hình ảnh lưỡi [11]. Các đặc điểm như màu sắc, hình dạng và cấu trúc rêu lưỡi được trích xuất và ánh xạ vào các không gian đặc trưng (feature space), cho phép phân loại các trạng thái bệnh lý như âm hư hoặc dương hư với độ chính xác cao [22, 25]. Trong thiết chẩn, các cảm biến sinh học và thiết bị đeo thông minh ghi nhận tín hiệu sóng mạch dưới dạng dữ liệu thời gian thực; các thuật toán học máy sau đó xử lý tín hiệu này để suy ra các tham số định lượng phản ánh đặc tính mạch như độ sâu, tần số và cường độ [11, 24]. Đối với văn chẩn và vấn chẩn, công nghệ nhận dạng giọng nói và xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) được triển khai nhằm phân tích đặc điểm âm thanh sinh lý (giọng nói, hơi thở) và chuẩn hoá quá trình khai thác bệnh sử thông qua các hệ thống tương tác người-máy [22, 23, 26]. Nhờ đó, toàn bộ dữ liệu đầu vào của “Tứ chẩn” được chuyển đổi thành dữ liệu số có cấu trúc và có thể xử lý tự động.

Trên cơ sở dữ liệu thu nhận, AI tiến hành trích xuất và chuẩn hoá các thực thể y học từ nguồn dữ liệu phi cấu trúc, đặc biệt là bệnh án điện tử (Electronic Medical Records – EMR) [29]. Các mô hình nhận diện thực thể y sinh học (Biomedical Named Entity Recognition – BioNER), điển hình như kiến trúc BiLSTM-CRF hoặc các biến thể dựa trên Transformer, được sử dụng để tự động nhận diện và phân loại các thành phần lâm sàng như triệu chứng, dấu hiệu và chẩn đoán [23, 28]. Sau khi được trích xuất, các thực thể này được chuẩn hoá thông qua các từ điển thuật ngữ hoặc ontology chuyên ngành, đồng thời được mã hoá thành các vector đặc trưng trong không gian nhiều chiều [25, 26]. Quá trình vector hoá này đóng vai trò nền tảng cho việc mô hình hoá mối quan hệ giữa các biến lâm sàng và hỗ trợ các thuật toán học máy trong giai đoạn suy luận tiếp theo [23, 29]. Bước trung tâm của cơ chế



chuẩn hoá là mô hình hoá logic “biện chứng luận trị”, trong đó AI tái hiện quá trình suy luận lâm sàng của thầy thuốc YHCT. Các mô hình phân loại đa nhãn và đa tầng (multi-label, hierarchical classification) [25], tiêu biểu như các hệ thống chẩn đoán đa bệnh – đa hội chứng, cho phép ánh xạ đồng thời các tập hợp triệu chứng phức tạp vào nhiều hội chứng tương ứng [23]. Đồng thời, các kiến trúc học sâu như CNN, RNN và các mô hình ngôn ngữ dựa trên Transformer (ví dụ: BERT) được huấn luyện trên quy mô lớn dữ liệu bệnh án nhằm phát hiện các mẫu ẩn và các mối tương quan phi tuyến giữa các thành phần “Bệnh – Chứng – Dược” [11, 26]. Nhờ khả năng học biểu diễn (representation learning), các mô hình này có thể nắm bắt được cấu trúc tiềm ẩn của dữ liệu mà các phương pháp suy luận truyền thống khó nhận diện [28].

Để đảm bảo tính nhất quán với lý luận YHCT và khắc phục hạn chế về tính giải thích của các mô hình học sâu, AI thường được triển khai dưới dạng các hệ thống lai (hybrid systems), kết hợp giữa mô hình dữ liệu và tri thức chuyên gia [25]. Cụ thể, các quy tắc dưới dạng cấu trúc logic “nếu – thì” (IF-THEN) được xây dựng dựa trên hướng dẫn lâm sàng và đồng thuận chuyên gia, đóng vai trò như một lớp kiểm soát nhằm hiệu chỉnh hoặc xác thực kết quả từ các mô hình học máy [25]. Bên cạnh đó, việc sử dụng đồ thị tri thức (knowledge graphs) cho phép biểu diễn các mối quan hệ đa chiều giữa các thực thể y học như triệu chứng, hội chứng, dược liệu và mục tiêu phân tử trong một không gian liên kết thống nhất [22, 28]. Cơ chế suy luận trên đồ thị không chỉ nâng cao khả năng diễn giải của hệ thống mà còn tạo điều kiện tích hợp tri thức YHCT với các bằng chứng sinh học hiện đại. Cuối cùng, AI thực hiện tích hợp đa phương thức (multi-modal fusion) nhằm hợp nhất các nguồn dữ liệu dị biệt bao gồm hình ảnh, tín hiệu sinh học, âm thanh và văn bản vào một mô

hình phân tích thống nhất [2, 28]. Thông qua các kỹ thuật hợp nhất đặc trưng (feature-level fusion) hoặc hợp nhất quyết định (decision-level fusion) [19], hệ thống có khả năng tái hiện một cách toàn diện quy trình tư duy chẩn đoán của thầy thuốc YHCT. Cách tiếp cận đa phương thức này không chỉ cải thiện độ chính xác chẩn đoán mà còn đảm bảo rằng kết luận đưa ra vừa mang tính cá thể hoá, vừa tuân thủ các nguyên tắc chuẩn hoá của hệ thống lý luận YHCT [30].

### 3.3 AI trong cá thể hoá bài thuốc YHCT

#### 3.3.1 Xây dựng hệ thống AI trong YHCT

Cá thể hoá bài thuốc trong YHCT dựa trên trí tuệ nhân tạo có thể được mô hình hoá như một bài toán tối ưu hoá đa mục tiêu trên không gian tổ hợp lớn, trong đó đầu vào là các đặc trưng lâm sàng và sinh học của bệnh nhân, còn đầu ra là một tập hợp dược liệu kèm theo cấu hình liều lượng tối ưu. Quá trình này bao gồm các bước chính: biểu diễn dữ liệu (representation), mô hình hoá quan hệ (relation modeling), sinh và tối ưu tổ hợp (generation & optimization), và đánh giá đa tiêu chí (multi-objective evaluation) [11]. Ở cấp độ biểu diễn, dữ liệu bệnh nhân (triệu chứng, hội chứng, chỉ số sinh học) và tri thức dược liệu (thành phần hoá học, mục tiêu phân tử, tính vị quy kinh) được ánh xạ vào các không gian vector thông qua các kỹ thuật embedding [2, 24]. Các phương pháp phổ biến bao gồm Word2Vec/BERT cho dữ liệu văn bản lâm sàng và graph embedding (như Node2Vec, TransE) cho mạng lưới “Triệu chứng – Hội chứng – Dược liệu” [28]. Việc chuẩn hoá biểu diễn này cho phép các thực thể dị biệt được tích hợp trong cùng một không gian tính toán, tạo tiền đề cho các bước suy luận tiếp theo.

Trên nền tảng đó, các mô hình AI tiên hành học cấu trúc quan hệ giữa các thực thể

thông qua các kiến trúc học sâu và học trên đồ thị. Các mạng thần kinh đồ thị (Graph Neural Networks – GNN) được sử dụng để khai thác mối liên kết đa chiều giữa bệnh, mục tiêu sinh học và dược liệu, trong khi các mô hình chuỗi như Recurrent Neural Networks (RNN) hoặc Transformer mô phỏng trình tự suy luận lâm sàng từ triệu chứng đến bài thuốc [2, 10]. Đặc biệt, cơ chế attention cho phép mô hình gán trọng số khác nhau cho từng triệu chứng hoặc thành phần, qua đó phản ánh mức độ quan trọng của chúng trong quá trình ra quyết định [2, 26]. Trong giai đoạn sinh bài thuốc, bài toán được tiếp cận theo hai hướng chính. Hướng thứ nhất là mô hình khuyến nghị (recommendation systems), trong đó bài thuốc được xem như một tập hợp các “item” (dược liệu), và nhiệm vụ của mô hình là dự đoán xác suất lựa chọn từng vị thuốc dựa trên hồ sơ bệnh nhân [11, 26]. Các kỹ thuật như collaborative filtering, matrix factorization và deep recommendation được mở rộng để xử lý dữ liệu y học. Hướng thứ hai là mô hình sinh (generative models), trong đó các kiến trúc như Variational Autoencoders (VAE), Generative Adversarial Networks (GAN) hoặc Transformer-based generators được sử dụng để tạo ra các tổ hợp dược liệu mới, không bị giới hạn bởi các bài thuốc có sẵn [22]. Một số hệ thống lai còn kết hợp cơ chế truy xuất tri thức (retrieval-based) với sinh tự động (generation-based), nhằm cân bằng giữa tính kế thừa và khả năng khám phá [4].

Để giải quyết tính chất tổ hợp và phi tuyến của bài toán, các thuật toán tối ưu hoá như Genetic Algorithms (GA), Reinforcement Learning (RL) hoặc Bayesian Optimization được tích hợp nhằm tìm kiếm cấu hình bài thuốc tối ưu trong không gian nghiệm rất lớn [11, 19, 22]. Trong đó, mỗi “cá thể” đại diện cho một bài thuốc cụ thể, được đánh giá dựa

trên nhiều tiêu chí như hiệu quả điều trị dự đoán, độ an toàn và mức độ phù hợp với lý luận YHCT. Cách tiếp cận này cho phép mô hình không chỉ lựa chọn thành phần mà còn điều chỉnh liều lượng một cách động, thông qua các hàm mục tiêu đa chiều [11].

### 3.3.2 Tối ưu hoá liều lượng và đảm bảo an toàn

Về mặt kỹ thuật, đây là một bài toán tối ưu đa biến, trong đó liều lượng của từng vị thuốc được điều chỉnh dựa trên sự tương tác giữa đặc tính dược lý, đặc điểm sinh học của bệnh nhân và mục tiêu điều trị cụ thể [11]. Trong thực hành lâm sàng, việc gia giảm liều lượng thường dựa trên kinh nghiệm và cảm nhận của thầy thuốc, với các yếu tố như thể trạng, mức độ bệnh và khả năng dung nạp. AI cho phép lượng hoá và hệ thống hoá quá trình này thông qua việc tích hợp các dữ liệu ADMIs đa chiều, bao gồm đặc tính dược động học (hòa tan, hấp thu, phân bố), đặc điểm sinh lý cá thể (tuổi, chức năng gan thận, chuyển hoá) và đáp ứng điều trị trước đó [4, 22, 26]. Các mô hình học máy, đặc biệt là các thuật toán tối ưu hoá như Bayesian optimization hoặc reinforcement learning, có khả năng tìm kiếm cấu hình liều tối ưu bằng cách cân bằng giữa hiệu quả điều trị dự đoán và nguy cơ tác dụng không mong muốn [22, 28]. Trong bối cảnh lâm sàng, điều này giúp chuyển đổi quá trình “gia giảm phương tễ” từ kinh nghiệm định tính sang một chiến lược điều chỉnh liều dựa trên dữ liệu, có khả năng cá thể hoá theo từng bệnh nhân và từng giai đoạn bệnh.

Song song với tối ưu hoá hiệu quả, AI đóng vai trò then chốt trong việc dự báo và kiểm soát an toàn của bài thuốc. Các mô hình học sâu được huấn luyện trên dữ liệu lớn về tương tác dược liệu – dược liệu và dược liệu – sinh học có khả năng nhận diện các mẫu tương tác bất lợi (Herb–Drug Interactions – HDI) cũng như dự đoán nguy cơ độc tính, đặc biệt là độc



tính trên gan (Drug-Induced Liver Injury – DILI) [2, 12]. Các kiến trúc như graph neural networks (GNN) hoặc deep ensemble models cho phép khai thác mối quan hệ phức tạp giữa các thành phần trong bài thuốc và các mục tiêu sinh học, từ đó ước lượng xác suất xảy ra phản ứng bất lợi trong từng cấu hình cụ thể [11]. Ứng dụng lâm sàng của cơ chế này đặc biệt quan trọng trong các trường hợp bệnh nhân sử dụng đồng thời nhiều loại thuốc hoặc có bệnh nền, với nguy cơ tương tác và độc tính tăng cao.

Ngoài ra, AI còn cho phép mô phỏng tác động mạng lưới của bài thuốc thông qua các mô hình dược lý hệ thống (network pharmacology) [11]. Thay vì xem xét từng vị thuốc một cách riêng lẻ, các mô hình này phân tích toàn bộ mạng lưới “dược liệu – hợp chất – mục tiêu – đường tín hiệu”, qua đó làm rõ các hiệu ứng hiệp đồng (synergistic effects) hoặc đối kháng (antagonistic effects) giữa các thành phần [22]. Về mặt lâm sàng, điều này giúp giải thích và tối ưu hoá các nguyên tắc phối ngũ như “quân – thần – tá – sứ”, đồng thời hỗ trợ thầy thuốc điều chỉnh bài thuốc theo hướng tăng cường hiệu quả điều trị hoặc giảm thiểu tác dụng phụ.

### 3.3.3 Tính diễn giải của hệ thống AI trong cá thể hoá bài thuốc

Mặc dù các mô hình AI hiện đại đạt được hiệu năng cao trong dự đoán và tối ưu hoá, tính diễn giải (interpretability) vẫn là một thách thức then chốt trong ứng dụng lâm sàng, đặc biệt trong YHCT – nơi các quyết định điều trị cần được lý giải rõ ràng theo nguyên lý biện chứng. Việc triển khai các mô hình “hộp đen” mà thiếu khả năng giải thích có thể làm giảm niềm tin của thầy thuốc và hạn chế khả năng tích hợp vào thực hành [10]. Để giải quyết vấn đề này, các hệ thống AI thế hệ mới đã tích hợp các kỹ thuật Explainable AI (XAI), cho phép truy vết và diễn giải quá trình suy luận của mô

hình. Một hướng tiếp cận nổi bật là sử dụng đồ thị tri thức kết hợp với các “đường dẫn suy luận” (meta-paths), trong đó mỗi đề xuất bài thuốc được liên kết với chuỗi quan hệ từ triệu chứng lâm sàng đến hội chứng, từ hội chứng đến mục tiêu sinh học, và cuối cùng đến lựa chọn dược liệu [10, 28]. Cách biểu diễn này không chỉ phản ánh logic “biện chứng luận trị” truyền thống mà còn tích hợp bằng chứng từ dược lý hiện đại, tạo ra một khung suy luận đa tầng có thể kiểm chứng; đặc biệt trong bối cảnh lâm sàng, khả năng diễn giải này mang lại giá trị thực tiễn rõ rệt: thầy thuốc không chỉ nhận được một khuyến nghị đơn thuần, mà còn có thể hiểu được cơ sở của quyết định đó, từ đó đánh giá mức độ phù hợp với từng bệnh nhân cụ thể. Quan trọng hơn, các hệ thống AI hiện đại được thiết kế theo hướng tương tác, cho phép thầy thuốc can thiệp trực tiếp vào quá trình ra quyết định, bao gồm việc điều chỉnh, bổ sung hoặc loại bỏ các vị thuốc dựa trên kinh nghiệm lâm sàng [19]. Cơ chế này hình thành một mô hình hợp tác người–máy (human-in-the-loop), trong đó AI đóng vai trò hỗ trợ phân tích và gợi ý, còn thầy thuốc giữ vai trò quyết định cuối cùng.

## IV. BÀN LUẬN

### 4.1 Vai trò của trí tuệ nhân tạo (AI) trong thúc đẩy y học dựa trên bằng chứng (EBM) trong Y học cổ truyền

Từ góc nhìn nghiên cứu, hạn chế cốt lõi của Y học cổ truyền (YHCT) trong tiến trình hội nhập với y học hiện đại không nằm ở hiệu quả điều trị, mà ở khả năng chuẩn hoá và chứng minh hiệu quả đó theo các tiêu chuẩn của y học dựa trên bằng chứng (Evidence-based Medicine – EBM) [31]. Sự xuất hiện của trí tuệ nhân tạo (AI) đã tạo ra một bước chuyển mang tính phương pháp luận, cho phép chuyển hoá hệ thống tri thức mang tính kinh nghiệm thành

một hệ thống có thể định lượng, kiểm chứng và tái lập [32]. AI mở ra khả năng khai thác bằng chứng từ dữ liệu lâm sàng thực tế ở quy mô mà trước đây khó có thể đạt được. Thay vì phụ thuộc gần như tuyệt đối vào các thử nghiệm lâm sàng ngẫu nhiên vốn gặp nhiều hạn chế khi áp dụng cho YHCT do tính cá thể hoá cao, các mô hình học máy cho phép trích xuất tín hiệu hiệu quả điều trị từ bệnh án điện tử và dữ liệu thực hành thường quy [33-35]. Điều quan trọng ở đây không chỉ là khối lượng dữ liệu, mà là khả năng kiểm soát nhiễu, nhận diện mẫu hình và suy luận nhân quả ở mức độ chấp nhận được về mặt khoa học [36].

Song song với đó, AI giải quyết trực tiếp một điểm nghẽn lâu dài của YHCT, đó là tính chủ quan trong chẩn đoán. Việc số hoá “Tứ chẩn” không đơn thuần là ứng dụng công nghệ, mà là một quá trình chuyển đổi bản chất dữ liệu: từ cảm nhận định tính sang thông tin định lượng có thể chuẩn hoá [37, 38]. Khi các đặc điểm như lưỡi, mạch hay giọng nói được biểu diễn dưới dạng tín hiệu số và được phân tích nhất quán, chẩn đoán YHCT bắt đầu đạt được một mức độ lặp lại cần thiết để tham gia vào khung EBM [39, 40]. Đây là điều kiện tiên quyết, bởi không có chẩn đoán chuẩn hoá thì không thể có bằng chứng đáng tin cậy. Thông qua các mô hình mạng lưới và học sâu, mối liên hệ giữa biểu hiện lâm sàng và các quá trình sinh học ở cấp độ phân tử được phân tích; làm sáng tỏ cơ chế tác động của các bài thuốc, vốn từ lâu bị xem là “hộp đen” [41, 42]. Điều này không chỉ có ý nghĩa về mặt học thuật, mà còn trực tiếp nâng cao chất lượng suy luận lâm sàng, khi các quyết định điều trị được dựa vào cả lý luận YHCT và bằng chứng sinh học hiện đại.

Cuối cùng, việc đảm bảo an toàn và kiểm soát chất lượng là hai trụ cột không thể thiếu của EBM cũng đã được củng cố đáng kể nhờ vào sự phát triển của AI [43]. Khả năng dự

báo độc tính, nhận diện tương tác bất lợi và chuẩn hoá dược liệu giúp giảm thiểu các biến thiên không kiểm soát trong điều trị, từ đó nâng cao độ tin cậy của cả thực hành lâm sàng lẫn nghiên cứu [35]. Do đó việc ứng dụng AI trong lâm sàng không làm thay đổi bản chất của YHCT, mà làm thay đổi cách chúng ta hiểu, đo lường và kiểm chứng nó [26]. Khi dữ liệu lâm sàng được chuẩn hoá, cơ chế được làm sáng tỏ và kết quả điều trị được lượng hoá, YHCT có đủ điều kiện để được đánh giá trong cùng một khung khoa học với y học hiện đại. Đây chính là tiền đề quan trọng để chuyển từ “y học kinh nghiệm” sang “y học dựa trên bằng chứng” một cách thực chất, thay vì chỉ mang tính hình thức.

#### **4.2 Thách thức của AI trong điều trị lâm sàng YHCT**

Mặc dù trí tuệ nhân tạo mở ra triển vọng đáng kể trong việc chuẩn hoá và chứng minh hiệu quả của Y học cổ truyền theo khung y học dựa trên bằng chứng, việc triển khai trong thực tiễn vẫn đối mặt với các thách thức mang tính hệ thống. Rào cản cơ bản là chất lượng và tính đồng nhất của dữ liệu lâm sàng [44]. Dữ liệu lâm sàng trong YHCT phần lớn được ghi nhận dưới dạng phi cấu trúc, không đồng nhất về thuật ngữ, và chịu ảnh hưởng đáng kể từ dị biệt giữa các trường phái cũng như kinh nghiệm cá nhân của thầy thuốc. Sự thiếu chuẩn hoá này không chỉ làm giảm khả năng tích hợp dữ liệu đa trung tâm, mà còn làm gia tăng nguy cơ sai lệch hệ thống trong quá trình huấn luyện mô hình AI [45]. Hệ quả là các kết quả suy luận, dù có vẻ hợp lý về mặt thống kê, có thể thiếu độ tin cậy khi ngoại suy sang các bối cảnh lâm sàng khác nhau. Bên cạnh đó, phần lớn các mô hình AI hiện nay vẫn dừng lại ở mức độ phát hiện tương quan (correlation) hơn là thiết lập quan hệ nhân quả (causality). Trong khi EBM đòi hỏi bằng chứng có khả năng suy luận nguyên nhân – kết quả, thì các



kết quả dựa trên dữ liệu thực tế nếu không được kiểm soát chặt chẽ về nhiễu và yếu tố gây nhiễu (confounders) có thể dẫn đến các kết luận thiếu chính xác về hiệu quả điều trị [46]. Đây là đặc biệt quan trọng trong YHCT, nơi can thiệp thường mang tính đa thành phần và đa mục tiêu. Khoảng cách giữa hiệu năng dự đoán và khả năng diễn giải cũng là một điểm nghẽn đáng kể. Phần lớn các mô hình AI hiện đại, đặc biệt là các kiến trúc học sâu, vận hành như các “hộp đen”, trong đó quá trình suy luận không thể dễ dàng truy vết theo các nguyên lý biện chứng của YHCT. Trong khi đó, thực hành lâm sàng YHCT không chỉ yêu cầu “kết quả đúng”, mà còn đòi hỏi “lý giải hợp lý”. Việc thiếu khả năng giải thích theo logic Âm-Dương, tạng phủ hay biện chứng luận trị làm suy giảm mức độ chấp nhận của thầy thuốc, đồng thời hạn chế giá trị ứng dụng thực tế của các hệ thống AI, bất chấp hiệu năng kỹ thuật. Cuối cùng, khung pháp lý và chuẩn mực đánh giá bằng chứng vẫn chưa theo kịp sự phát triển của công nghệ. Hiện nay, chưa có các tiêu chuẩn thống nhất để thẩm định, công nhận và tích hợp các bằng chứng được tạo ra từ AI vào hướng dẫn lâm sàng trong YHCT. Sự thiếu hụt này không chỉ đặt ra thách thức trong việc chuyển giao kết quả nghiên cứu vào thực hành, mà còn làm dấy lên các vấn đề về trách nhiệm pháp lý và đạo đức khi sử dụng AI trong quyết định điều trị. Tổng thể, AI có tiềm năng thúc đẩy YHCT tiến gần hơn đến chuẩn mực của y học dựa trên bằng chứng, nhưng chỉ khi các vấn đề về dữ liệu, phương pháp luận và tích hợp lâm sàng được giải quyết một cách hệ thống. Nếu không, nguy cơ “chuẩn hoá hình thức” mà thiếu nền tảng khoa học vững chắc vẫn sẽ là một thách thức đáng kể.

## V. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này cho thấy trí tuệ nhân tạo (AI) có tiềm năng đóng vai trò trung tâm trong việc tái cấu trúc nền tảng phương pháp luận

của Y học cổ truyền (YHCT), đặc biệt trong hai trụ cột cốt lõi là chuẩn hoá chẩn đoán và cá thể hoá điều trị, từ đó cung cấp bằng chứng lâm sàng cho y học thực chứng (EBM). Quan trọng hơn, sự phát triển của các mô hình AI có khả năng diễn giải, dự báo tương tác đã tạo điều kiện để tích hợp logic suy luận truyền thống với bằng chứng sinh học hiện đại, từ đó tăng cường khả năng chấp nhận trong thực hành lâm sàng, nâng cao mức độ an toàn và tính hợp lý của phác đồ điều trị. Tuy nhiên, các kết quả cũng cho thấy việc ứng dụng AI trong YHCT không thể tách rời khỏi các điều kiện tiên quyết về chuẩn hoá dữ liệu, kiểm soát sai lệch và đảm bảo tính diễn giải; đồng thời cũng cần thiết lập các khung pháp lý và tiêu chuẩn đánh giá riêng cho các hệ thống AI trong YHCT để đảm bảo khả năng tích hợp vào lâm sàng. Tổng thể, AI không thay thế YHCT mà đóng vai trò như một công cụ tăng cường (augmentation), giúp hệ thống này chuyển dịch từ nền tảng kinh nghiệm sang nền tảng dữ liệu và bằng chứng. Đây không chỉ là một tiến bộ công nghệ, mà là một bước chuyển mang tính chiến lược trong quá trình hiện đại hoá và hội nhập của YHCT.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Hou, C., et al., *A review of recent artificial intelligence for traditional medicine*. Journal of Traditional and Complementary Medicine, 2025. 15(3): p. 215-228.
2. Song, Z., G. Chen, and C.Y.-C. Chen, *AI empowering traditional Chinese medicine? Chemical science*, 2024. 15(41): p. 16844-16886.
3. Tian, Z., et al., *Current status and trends of artificial intelligence research on the four traditional Chinese medicine diagnostic methods: a scientometric study*. Annals of Translational Medicine, 2023. 11(3): p. 145.
4. Ng, J.Y., et al., *Traditional, complementary, and integrative medicine and artificial intelligence: Novel opportunities in healthcare*. Integrative medicine research, 2024. 13(1): p. 101024.

- 
5. **Zhang, P., et al.**, *Network pharmacology: towards the artificial intelligence-based precision traditional Chinese medicine*. Briefings in bioinformatics, 2024. 25(1): p. bbad518.
6. **Zhou, L., et al.**, *Natural language processing algorithms for normalizing expressions of synonymous symptoms in traditional Chinese medicine*. Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine, 2021. 2021(1): p. 6676607.
7. **Zheng, Z., et al.** *TCMKG: A deep learning based traditional Chinese medicine knowledge graph platform*. in 2020 IEEE international conference on knowledge graph (ICKG). 2020. IEEE.
8. **Lu, L., et al.**, *AI: bridging ancient wisdom and modern innovation in traditional Chinese medicine*. JMIR Medical Informatics, 2024. 12(1): p. e58491.
9. **Chen, Z., et al.**, *Traditional Chinese medicine diagnostic prediction model for holistic syndrome differentiation based on deep learning*. Integrative medicine research, 2024. 13(1): p. 101019.
10. **Sun, Y., et al.**, *When Traditional Medicine Meets AI: Critical Considerations for AI-Empowered Clinical Support in Traditional Medicine*. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 2025. 9(7): p. 1-37.
11. **Zhou, E., Q. Shen, and Y. Hou**, *Integrating artificial intelligence into the modernization of traditional Chinese medicine industry: a review*. Frontiers in Pharmacology, 2024. 15: p. 1181183.
12. **Jongjiamdee, K., et al.**, *Artificial intelligence in traditional medicine: evidence, barriers, and a research roadmap for personalized care*. Frontiers in Artificial Intelligence, 2025. 8: p. 1659338.
13. **Mesko, B.**, *The role of artificial intelligence in precision medicine*. 2017, Taylor & Francis. p. 239-241.
14. **Zhang, A., et al.**, *Future perspectives of personalized medicine in traditional Chinese medicine: a systems biology approach*. Complementary therapies in medicine, 2012. 20(1-2): p. 93-99.
15. **Agyeman, A.A. and R. Ofori-Asenso**, *Perspective: Does personalized medicine hold the future for medicine?* Journal of Pharmacy and Bioallied Sciences, 2015. 7(3): p. 239-244.
16. **Fung, F.Y. and Y.C. Linn**, *Developing traditional Chinese medicine in the era of evidence-based medicine: current evidences and challenges*. Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine, 2015. 2015(1): p. 425037.
17. **Haynes, R.B., P.J. Devereaux, and G.H. Guyatt**, *Clinical expertise in the era of evidence-based medicine and patient choice*. BMJ Evidence-Based Medicine, 2002. 7(2): p. 36-38.
18. **Shea, J.L.**, *Applying evidence-based medicine to traditional Chinese medicine: debate and strategy*. The Journal of Alternative and Complementary Medicine: Paradigm, Practice, and Policy Advancing Integrative Health, 2006. 12(3): p. 255-263.
19. **Li, W., et al.**, *Opportunities and challenges of traditional Chinese medicine doctors in the era of artificial intelligence*. Frontiers in medicine, 2024. 10: p. 1336175.
20. **Wang, Y., et al.**, *Artificial intelligence-directed acupuncture: a review*. Chinese medicine, 2022. 17(1): p. 80.
21. **Wang, Y., et al.**, *The impact of artificial intelligence on traditional Chinese medicine*. The American journal of Chinese medicine, 2021. 49(06): p. 1297-1314.
22. **Meng, X., et al.**, *Progress in the application of AI in the standardization of traditional Chinese medicine: A review based on machine learning and deep learning*. Pharmacological Research-Modern Chinese Medicine, 2025. 16: p. 100639.
23. **Zhang, H., et al.**, *Artificial intelligence-based traditional Chinese medicine assistive diagnostic system: validation study*. JMIR medical informatics, 2020. 8(6): p. e17608.
24. **Arji, G., et al.**, *A systematic literature review and classification of knowledge discovery in traditional medicine*. Computer methods and programs in biomedicine, 2019. 168: p. 39-57.
25. **Chen, Z., et al.**, *Developing the artificial intelligence method and system for "Multiple Diseases Holistic Differentiation" in Traditional Chinese medicine and its interpretability to clinical decision*. Journal of Evidence-Based Medicine, 2025. 18(2): p. e70016.
26. **Wang, A., et al.**, *Development and application of artificial intelligence in traditional Chinese medicine research and development*. Chinese Medicine, 2026. 21(1): p. 17.



27. **Chu, H., et al.**, *The use of artificial intelligence in complementary and alternative medicine: A systematic scoping review*. *Frontiers in pharmacology*, 2022. 13: p. 826044.
28. **Yan, D., et al.**, *Artificial intelligence in traditional Chinese medicine: from systems biological mechanism discovery, real-world clinical evidence inference to personalized clinical decision support*. *Chinese Journal of Natural Medicines*, 2025. 23(11): p. 1310-1328.
29. **Huang, Z., et al.**, *A traditional Chinese medicine syndrome classification model based on cross-feature generation by convolution neural network: model development and validation*. *JMIR medical informatics*, 2022. 10(4): p. e29290.
30. **Lu, L., et al.**, *Artificial Intelligence: Bridging Ancient Wisdom and Modern Innovation in Traditional Chinese Medicine*.
31. **Chao, J., et al.**, *Major achievements of evidence-based traditional Chinese medicine in treating major diseases*. *Biochemical pharmacology*, 2017. 139: p. 94-104.
32. **Burlacu, A., et al.**, *Challenging the supremacy of evidence-based medicine through artificial intelligence: the time has come for a change of paradigms*. 2020, Oxford University Press. p. 191-194.
33. **Lee, S. and H.-S. Kim**, *Prospect of artificial intelligence based on electronic medical record*. *Journal of Lipid and Atherosclerosis*, 2021. 10(3): p. 282.
34. **Liang, Z., et al.**, *Deep generative learning for automated EHR diagnosis of traditional Chinese medicine*. *Computer methods and programs in biomedicine*, 2019. 174: p. 17-23.
35. **Zhou, X., et al.**, *Development of traditional Chinese medicine clinical data warehouse for medical knowledge discovery and decision support*. *Artificial Intelligence in medicine*, 2010. 48(2-3): p. 139-152.
36. **Zhang, S., et al.**, *Advances in the application of traditional Chinese medicine using artificial intelligence: a review*. *The American journal of Chinese medicine*, 2023. 51(05): p. 1067-1083.
37. **Chen, Z., et al.**, *Application of artificial intelligence in tongue diagnosis of traditional Chinese medicine: a review*. *TMR Mod Herb Med*, 2021. 4(2): p. 14-30.
38. **Kaur, S., et al.**, *Medical diagnostic systems using artificial intelligence (AI) algorithms: principles and perspectives*. *Ieee Access*, 2020. 8: p. 228049-228069.
39. **Tang, A.C.Y., J.W.Y. Chung, and T.K.S. Wong**, *Validation of a novel traditional Chinese medicine pulse diagnostic model using an artificial neural network*. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine*, 2012. 2012(1): p. 685094.
40. **Jia, L., et al.**, *Modernizing tongue diagnosis: AI integration with traditional Chinese medicine for precise health evaluation*. *Ieee Access*, 2024. 12: p. 161670-161678.
41. **Lai, X., et al.**, *Network pharmacology and traditional medicine*. 2020, Frontiers Media SA. p. 1194.
42. **Li, Y., et al.**, *Artificial intelligence in traditional Chinese medicine: advances in multi-metabolite multi-target interaction modeling*. *Frontiers in pharmacology*, 2025. 16: p. 1541509.
43. **Giordano, C., et al.**, *Assessing artificial intelligence for clinical decision-making*. *Frontiers in digital health*, 2021. 3: p. 645232.
44. **Khan, S.R., et al.**, *Integration of AI and traditional medicine in drug discovery*. *Drug discovery today*, 2021. 26(4): p. 982-992.
45. **Amabile, T., et al.**, *Harmonizing tradition and technology: the synergy of artificial intelligence in traditional medicine, in Herbal medicine phytochemistry: applications and trends*. 2024, Springer. p. 2103-2125.
46. **Guo, P., et al.**, *Advancing the modernization of traditional Chinese medicine through artificial intelligence and multimodal data integration*. *Chinese Medicine*, 2026. 21(1): p. 54.

---

# **APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PERSONALIZED TREATMENT OF TRADITIONAL MEDICINE: A COMPREHENSIVE REVIEW**

**Pham Xuan Da<sup>1</sup>, Nguyễn Việt Nhung<sup>1</sup>, Do Hoang Ngoc Mai<sup>1</sup>**

## **ABSTRACT**

The integration of artificial intelligence (AI) into Traditional Medicine (TM) has emerged as a promising approach to overcome inherent limitations related to subjectivity, lack of standardization, and scarcity of scientific evidence. This study aims to analyze the technical mechanisms through which AI contributes to diagnostic standardization and prescription personalization, thereby driving the transformation of TM toward evidence-based medicine. This review synthesizes recent advances in machine learning, deep learning, natural language processing, computer vision, knowledge graphs, and graph neural networks within the context of TM clinical practice. Focus is placed on two core domains: (i) diagnostic standardization via the digitalization of the "Four Diagnostic Methods" and syndrome differentiation modeling; and (ii) prescription personalization based on recommendation models, generative models, and multi-objective optimization algorithms. The findings indicate that AI enables the transformation of experience-based diagnostic workflows into quantitative, reproducible systems by converting heterogeneous clinical data into structured formats. In treatment, AI supports the selection and optimization of herbal formulation dosages while predicting toxicity, herb-drug interactions, and synergistic effects through network pharmacology. Despite ongoing challenges regarding model interpretability and raw data quality, the synergy between advanced technology and traditional knowledge establishes a robust foundation for precision medicine, driving the modernization and global integration of traditional medicine.

**Keywords:** Artificial intelligence; Traditional medicine; Syndrome differentiation; Personalized treatment; Evidence-based medicine.

## **I. INTRODUCTION**

In recent decades, artificial intelligence (AI) has emerged as one of the foundational technologies driving digital transformation in medicine, within which Traditional Medicine (TM) has increasingly drawn considerable research attention [1]. The rapid increase in scientific publications shows that the trend of integrating AI into TM is no longer limited to isolated experiments but is gradually forming a systematic research direction [1, 2]. Recent literature indicates that AI has been applied to multiple dimensions of TM, including computer-aided diagnosis, objectification of the "Four Diagnostic Methods", electronic health record analysis, and herbal prescription optimization [3-5]. In particular, the advancement of deep learning, natural language processing (NLP), and graph learning techniques has enabled efficient exploitation of the complex and heterogeneous data streams that uniquely characterize TM [6, 7]. The vast majority of current research is concentrated in China, where a relatively comprehensive data ecosystem and research infrastructure exist for Traditional Chinese Medicine (TCM) [8]. These studies extend beyond algorithmic development and have begun transitioning into clinical applications, such as AI-driven diagnostic support systems, multi-disease multi-syndrome



modeling, and real-world data analytical platforms [9, 10]. Furthermore, systematic reviews and scoping reviews document a growing expansion of AI into related domains like complementary and alternative medicine, highlighting the universal potential of this technology across traditional medical frameworks [11, 12].

In the modern healthcare landscape, a paradigm shift from a "one-size-fits-all" treatment model toward personalized medicine is becoming a central focus [12, 13]. This approach emphasizes tailoring therapeutic strategies based on individual biological, clinical, and environmental attributes to optimize efficacy and mitigate adverse risks [14]. Remarkably, this principle shares a profound alignment with the foundational essence of Traditional Medicine (TM), where "Syndrome Differentiation and Treatment" (\*biện chứng luận trị\*) has long defined personalized care based on the patient's holistic state. However, the core divergence lies in the fact that modern medicine deploys personalization through quantitative datasets and robust scientific evidence, whereas TM relies predominantly on the clinical experience of the practitioner [14, 15]. Concurrently, Evidence-based Medicine (EBM) has become the gold standard for evaluating the efficacy and safety of medical interventions [16]. EBM dictates that clinical decisions must rest upon reproducible and verifiable scientific evidence validated through rigorous methodologies [17]. Meanwhile, TM, despite its extensive history and practical effectiveness, faces major hurdles when aligning with the EBM framework due to the multi-component, multi-target nature of herbal formulas and the high variability in diagnosis and treatment. The lack of standardized criteria and quantitative metrics renders many values of TM difficult to interpret using modern scientific language.

It is precisely at the intersection of these trends—personalization, EBM, and AI—that the modernization of TM becomes crucial. Modernization here does not merely mean the technical automation of classical methods, but the structural restructuring of TM knowledge systems toward a quantifiable, standardized paradigm integrated with modern biological evidence. This demands the construction of models capable of mapping vĩ mô clinical manifestations (syndromes, visceral tạng phủ states) onto vi mô biological mechanisms (molecules, signaling pathways), while maintaining the intrinsic holistic nature of TM [16, 18].

Although recent progress indicates that AI possesses significant potential to assist in diagnostic standardization and personalized treatment within traditional medicine, existing evidence exhibits critical gaps in both methodology and practical clinical utility. Most current investigations approach AI through narrow, isolated tasks, focusing on distinct facets like tongue image recognition, pulse analysis, or prescription recommendation [19, 20]. This fragmented approach fails to reflect the unified and continuous nature of TM clinical workflows, which span from data collection and syndrome differentiation to final therapeutic decisions. Consequently, a comprehensive integrated analytical framework that systematically describes the mechanisms through which AI restructures the entire clinical value chain of TM is missing. Moreover, the operational linkage between AI applications and the EBM framework has not been fully elucidated; empirical clinical validation or real-world efficacy evaluations of these AI systems remain scarce, while existing reviews remain predominantly descriptive of technologies rather than analytical of mechanisms and utility [16, 21]. This creates a substantial gap in understanding the definitive

role of AI as a transitional bridge between TM and modern medicine. To address these gaps, this scoping review systematically aggregates and analyzes AI applications in personalized TM treatment, unboxing core technical mechanisms, workflow integration, and its role in driving evidence-based medicine. Specifically, this study focuses on two main objectives: (i) analyzing the role of AI in diagnostic standardization via the digitalization of the "Four Diagnostic Methods" and syndrome differentiation modeling; and (ii) elucidating AI methodologies in prescription personalization and establishing the interface between AI and evidence-based medicine. Through this, the study aims to build an integrated approach framework, guiding the scientific, standardized, and clinically valuable development of AI in traditional medicine.

## II. MATERIALS AND METHODS

**Study Design:** This study adopts a structured narrative review methodology following the IMRAD framework, combining a qualitative synthesis of the latest clinical and technical evidence regarding AI applications in personalized traditional medicine treatment up to March 2026.

**Search Strategy and Data Sources:** Literature searches were executed across international databases, including PubMed/MEDLINE, Cochrane Library, and Web of Science. The search strings utilized Boolean operators as follows: ("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning" OR "Neural Networks" OR "Knowledge Graph") AND ("Traditional Chinese Medicine" OR "TCM" OR "Traditional Medicine" OR "Herbal Medicine" OR "Syndrome Differentiation" OR "Pulse Diagnosis") AND ("Precision Medicine" OR "Personalized Medicine" OR "Individualized Treatment" OR "Customized Therapy" OR "Herbal Recommendation")

**Eligibility Criteria:** Inclusion and exclusion criteria were rigidly structured following the PICO framework to guarantee scientific objectivity and selection rigor, as detailed in Table 1.

**Table 1: Study Eligibility Criteria Formulated under the PICO Framework**

Component	Detailed Inclusion Criteria
Population (P)	Studies focusing on artificial intelligence (AI) tools within Traditional Medicine, with an emphasis on personalized care.
Intervention (I)	AI-driven diagnostic tools, personalized herbal prescription recommendation systems, or precision therapeutic interventions.
Comparison (C)	Conventional TM diagnostic workflows, standardized textbook formulas, or expert physician clinical evaluations.
Outcome (O)	Syndrome differentiation accuracy, clinical therapeutic efficacy, safety metrics, or optimization levels of treatment regimens.

**Exclusion Criteria:** Studies utilizing exclusively classical statistical testing (such as t-tests, ANOVA, or simple linear regressions) without incorporating machine learning or advanced modeling frameworks; conference abstracts, short commentaries, or un-peer-reviewed preprints.

**Data Extraction and Synthesis:** To systematically map out conceptual themes, data extraction was independently executed by two reviewers using a standardized grid capturing: (1) General characteristics (author, year, country, clinical context, study objectives); (2) AI types and applications (algorithms deployed, model scale, task type); and (3) Deployment workflows (motivations, bottlenecks, evaluation metrics). Discrepancies were resolved through consensus or a senior third researcher.



### III. RESULTS

#### 3.1 Data Search Outcomes

A total of 11 landmark studies met all predefined eligibility criteria and were included in the deep synthesis. Characterizing the study types, the corpus comprises 5 narrative comprehensive reviews [2, 12, 21, 26, 28], 3 systematic literature reviews / scoping reviews [22, 24, 27], 1 computational modeling study [25], 1 clinical validation study [23], and 1 qualitative/empirical assessment [10]. This distribution indicates that AI applications in traditional medicine remain primarily in the method development and evidence aggregation stage, with limited randomized controlled trials. Geographical analysis reveals a dominant contribution from China (72.7%), reflecting their centralized national funding and established data ecosystem for TCM. Emerging contributions from Thailand, South Korea, and Iran demonstrate a growing global footprint, though their scale remains exploratory, as detailed in Table 2.

**Table 2: General Characteristics of Included Landmark Research in the Review**

No.	Study Title / Context	Year	Author	Country	Study Methodology Type
1	Integrating artificial intelligence into the modernization of traditional Chinese medicine industry: a review [21]	2024	Zhou E, et al.	China	Comprehensive Review
2	Artificial intelligence in traditional medicine: evidence, barriers, and a research roadmap for personalized care [12]	2025	Jongjiamdee K, et al.	Thailand	Comprehensive Review
3	AI empowering traditional Chinese medicine? [2]	2024	Zhilin Song, et al.	China	Comprehensive Review
4	Progress in the application of AI in the standardization of traditional Chinese medicine: A review based on ML and DL [22]	2025	Xianglong Meng, et al.	China	Systematic Review
5	Artificial Intelligence–Based Traditional Chinese Medicine Assistive Diagnostic System: Validation Study [23]	2020	Hong Zhang, et al.	China	Validation Study
6	A systematic literature review and classification of knowledge discovery in traditional medicine [24]	2019	Goli Arji, et al.	Iran	Systematic Review
7	Developing the AI Method and System for 'Multiple Diseases Holistic Differentiation' in TCM and Its Interpretability [25]	2025	Zhe Chen, et al.	China	Computational Modeling
8	Development and application of artificial intelligence in traditional Chinese medicine research and development [26]	2026	Anxin Wang, et al.	China	Comprehensive Review
9	The Use of Artificial Intelligence in Complementary and Alternative Medicine: A Systematic Scoping Review [27]	2022	Hongmin Chu, et al.	South Korea	Scoping Review

10	When Traditional Medicine Meets AI: Critical Considerations for AI-Empowered Clinical Support in Traditional Medicine [10]	2025	Yuling Sun, et al.	China	Qualitative Study
11	AI in TM: from systems biological mechanism discovery to personalized clinical decision support [28]	2025	Dengying Yan, et al.	China	Comprehensive Review

### 3.2 AI in Diagnostic Standardization (Pattern Diagnosis)

The core mechanism through which artificial intelligence standardizes traditional medicine diagnosis can be structured as a multi-tier pipeline: (i) standardized data acquisition, (ii) structuring unstructured data, (iii) modeling dialectical reasoning, (iv) expert knowledge integration, and (v) multi-modal data fusion. This computational pipeline effectively transforms experience-based clinical workflows into quantitative, reproducible, and verifiable environments [22, 25].

AI objectifies the traditional "Four Examinations" through advanced digital hardware acquisition devices [22]. In Inspection (*Vọng chẩn*), high-resolution camera systems paired with computer vision architectures—specifically Convolutional Neural Networks (CNNs)—automatically analyze morphological features such as facial color, body constitution, and tongue traits (coating color, moisture, and sublingual structure) [11]. These features are mapped onto vector feature spaces, eliminating subjective illumination or observer variations and enabling pattern classification (e.g., Yin or Yang deficiency) with high precision [22, 25]. In Palpation (*Thiét chẩn/Mạch chẩn*), wearable bio-sensors record real-time pulse waveforms; machine learning algorithms filter dynamic artifacts to extract quantitative pulse parameters reflecting depth, frequency, and strength [11, 24]. For Listening/Smelling (*Vấn chẩn*) and Inquiry (*Vấn chẩn*), voice recognition and automated natural language processing (NLP) analyze physical acoustic properties (breath sounds, vocal tone) and standardize history-taking through interactive human-machine conversational dialogs [22, 23, 26]. Consequently, all heterogeneous inputs of the Four Examinations are parsed into structured, actionable data streams.

Building upon this structured foundation, AI parses and extracts medical entities from massive unstructured documents, notably Electronic Medical Records (EMRs) [29]. Biomedical Named Entity Recognition (BioNER) frameworks—such as BiLSTM-CRF or Transformer-based topologies (e.g., ClinicalBERT)—automatically isolate clinical symptoms, signs, and physical parameters [23, 28]. Extracted entities are mapped to standardized 專門 terminologies or ontologies and encoded into dense vector embeddings [25, 26], serving as the computational core for multi-variable mapping [23, 29]. The central layer of diagnostic objectification involves modeling "Syndrome Differentiation and Treatment" logic. Multi-label, hierarchical classification models [25], such as multi-disease multi-syndrome frameworks, simultaneously map compound symptom sets to corresponding syndromes [23]. Deep architectures (CNNs, RNNs, and Transformers) are pre-trained on extensive clinical data to map hidden non-linear relationships across "Disease-Syndrome-Herb" grids [11, 26]. Through representation learning, these systems uncover latent data structures that conventional rule-based inference engines fail to resolve [28].

To ensure alignment with established medical theory and overcome the "black-box" limitation of deep models, AI is frequently deployed within hybrid systems that fuse data-driven algorithms with expert knowledge grids [25]. Deterministic logical rules (IF-THEN) derived from clinical guidelines act as a constraint layer to validate machine learning predictions [25]. Concurrently, Knowledge Graphs (KGs) explicitly represent multi-dimensional relationships



connecting symptoms, syndromes, herbs, and molecular targets in a unified semantic space [22, 28]. Graph reasoning engines not only enhance model explainability but also bridge traditional concepts with modern biological evidence. Finally, multi-modal data fusion integrates disparate data streams—including vision, voice, text, and sensor signals—into a unified analytical matrix [2, 28]. Utilizing feature-level fusion or decision-level fusion techniques [19], the architecture comprehensively replicates the holistic diagnostic reasoning of a master practitioner. This multi-modal approach improves diagnostic sensitivity while guaranteeing that clinical conclusions remain individualized yet strictly compliant with the standardized logic of traditional medicine theory [30].

### 3.3 AI in Prescription Personalization

#### 3.3.1 Architectural Setup of AI Prescription Planning

AI-driven prescription personalization in traditional medicine can be modeled as a multi-objective optimization task over a massive combinatorial search space. The system takes the patient's multi-modal clinical and biological features as input and generates an optimized composition of herbs with precise dosage configurations as output. This workflow involves representation learning, relation modeling, generation-optimization pipelines, and multi-criteria evaluation [11]. At the representation level, patient profiles (symptoms, syndromes, lab indicators) and herbal knowledge (chemical constituents, molecular targets, traditional properties, channel tropisms) are mapped into continuous vector spaces via embedding models [2, 24]. Textual data is processed via Word2Vec/BERT, while relational networks are mapped through graph embeddings (e.g., Node2Vec, TransE) [28]. This standardizes heterogeneous medical parameters into a unified computational grid, paving the way for advanced clinical reasoning.

Building upon these embeddings, AI architectures model multi-dimensional relations via deep neural networks and graph neural networks (GNNs). GNNs are deployed to discover multi-layered paths connecting diseases, molecular targets, and herbs, while sequential models (RNNs or Transformers) simulate the logical flow from symptom observation to formula synthesis [2, 10]. Notably, attention mechanisms allow the system to dynamically assign varying weights to specific symptoms, reflecting their clinical priority during decision-making [2, 26]. During the prescription generation phase, two distinct methodologies are utilized. The first comprises recommendation systems, treating herbs as separate items and predicting their selection probability based on patient attributes [11, 26]. Techniques like collaborative filtering, matrix factorization, and deep recommendation are extended to handle sparse medical matrices. The second consists of generative models, deploying Variational Autoencoders (VAEs), Generative Adversarial Networks (GANs), or Transformer-based generative decoders to synthesize novel herb combinations unconstrained by historical templates [22]. Specialized hybrid frameworks integrate retrieval-based mechanisms with automated generation to achieve a reliable balance between historical continuity and novel discovery [4].

To solve the non-linear, combinatorial optimization problem, optimization algorithms such as Genetic Algorithms (GAs), Reinforcement Learning (RL), or Bayesian Optimization are integrated into the pipeline to explore the vast solution space [11, 19, 22]. In an RL setup, each state maps to a patient profile, actions represent herbal selections/modifications, and reward functions are built based on multi-dimensional clinical criteria—including predicted efficacy, safety bounds, and alignment with classical formulation principles. This approach enables the model to execute dynamic, real-time dosage adjustments rather than static recommendations, tailoring formulas to evolving clinical states [11].

### 3.3.2 Dosage Optimization and Safety Assurance

Technically, prescription planning is a multi-variable optimization problem where the precise dosage of each herb must be calibrated based on the interactions among active pharmacological compounds, the patient's individual biological characteristics, and targeted therapeutic end-points [11]. In classical practice, dosage modification relies heavily on qualitative experience. AI quantifies and systematizes this process by integrating multi-dimensional ADME parameters, pharmacokinetics (solubility, absorption, distribution), individual physiological traits (age, metabolic parameters, hepatic/renal function scores), and historical treatment response logs [4, 22, 26]. Computational optimization frameworks (Bayesian optimization or reinforcement learning) discover optimal dosage margins by balancing predicted clinical efficacy against the probability of adverse toxicity [22, 28]. This transitions prescription modification from qualitative intuition to a rigorous, data-driven strategy personalized across distinct disease stages.

Concurrently, AI acts as a vital safety filter by predicting and controlling adverse events. Deep learning architectures trained on extensive data screens of herb-herb and herb-biology interactions successfully identify adverse patterns, mapping out potential Herb-Drug Interactions (HDIs) and forecasting toxicity risks, such as Drug-Induced Liver Injury (DILI) [2, 12]. Graph neural networks (GNNs) and deep ensemble models analyze the complex interplay between compound networks and biological pathways, calculating risk probabilities for specific formula configurations [11]. This clinical safety net is crucial for polypharmacy environments where traditional formulas and conventional pharmaceuticals are co-administered, significantly amplifying interaction risks.

Furthermore, AI simulates the systemic

network mechanisms of multi-herb formulas via network pharmacology models [11]. Instead of evaluating isolated herbs, these systems map the complete "herb-compound-target-pathway" network, uncovering the precise synergistic or antagonistic effects among active constituents [22]. Clinically, this explains and optimizes classical formulation principles like the sovereign-minister-assistant-envoy (\*quân-thần-tá-sứ\*) grid, assisting clinicians in adjusting doses to amplify therapeutic targets while systematically neutralizing potential side effects [11].

### 3.3.3 Model Interpretability in AI-driven Prescribing

While state-of-the-art AI models achieve remarkable predictive accuracy, model interpretability remains a critical barrier for clinical adoption, especially in traditional medicine where every clinical decision must be strictly justified through classical dialectical principles. Deploying opaque "black-box" models devoid of explanatory logic diminishes clinical trust and hinders integration into medical practice [10]. To resolve this bottleneck, next-generation AI systems integrate Explainable AI (XAI) frameworks to trace and interpret the model's internal reasoning paths. A prominent approach incorporates Knowledge Graphs paired with structured reasoning meta-paths. This architecture explicitly links each prescription recommendation back to a causal semantic chain: from observed symptoms to identified syndromes, from syndromes to targeted biological pathways, and finally to selected herbs [10, 28]. This diagnostic justification not only mirrors classical reasoning but also validates choices through modern pharmacological evidence, establishing a verifiable multi-tier clinical interface [10].

## IV. DISCUSSION

### 4.1 Driving Evidence-Based Medicine (EBM) via AI Integration



From a research perspective, the primary obstacle facing the global integration of traditional medicine into modern healthcare frameworks lies not in its clinical efficacy, but in the methodologies used to validate that efficacy. The conventional EBM framework relies on randomized controlled trials (RCTs) conducted on strictly homogeneous cohorts using static, unvarying treatment protocols. This rigid structure conflicts with the core philosophy of traditional medicine, which prioritizes highly individualized care and continuous formula modifications. AI offers a powerful paradigm shift to bridge this gap. By leveraging advanced analytics over Real-World Data (RWD) harvested from extensive electronic health record networks, AI enables robust, large-scale empirical validation without disrupting natural clinical workflows [11].

Concurrently, AI resolves a long-standing bottleneck in traditional medicine: diagnostic subjectivity. Standardizing the Four Examinations through digital objectification transforms qualitative, experience-driven observations into structured, quantitative metrics [22]. Translating abstract traditional concepts (such as Qi stagnation or Blood stasis) into measurable mathematical indices establishes a common scientific language, allowing modern medical practitioners to comprehend, evaluate, and cross-verify traditional diagnostic logic. This standard communication bridge is essential for international integration and the inclusion of traditional therapies within global clinical guidelines.

Finally, clinical safety and quality control—the twin pillars of EBM—are significantly củng cố via AI integration. Sophisticated network pharmacology models and deep interaction screening tools unbox the multi-target mechanism of complex formulas, calculating exact safety margins and forecasting adverse drug-herb interactions [11, 22]. This quantitative safety assurance is vital for integrating traditional care into modern hospital environments, ensuring optimal

patient outcomes while strictly minimizing safety risks.

## 4.2 Operational Challenges and Clinical Bottlenecks

Despite the immense prospects opened by artificial intelligence, its real-world implementation within clinical workflows faces severe challenges. The primary bottleneck is raw data quality. Clinical datasets in traditional medicine remain highly fragmented, isolated within single centers, and largely unstructured, consisting of free-text notes heavily influenced by individual clinician writing styles. An algorithm, no matter how sophisticated, cannot generate accurate outputs if trained on noisy, unstandardized data ("garbage in, garbage out"). Developing centralized national data repositories and specialized unified ontologies remains an absolute prerequisite for scalable clinical deployment [10].

The second major challenge involves bioethics, professional liability, and regulatory frameworks. When a medication error or adverse event occurs based on an AI-generated recommendation, establishing accountability presents a complex legal challenge: does the liability rest with the prescribing physician, the software engineers, or the medical institution? Dedicated regulatory frameworks for software as a medical device (SaMD) tailored for traditional medicine remain practically non-existent in most nations. Consequently, establishing clear policy standards, building centralized data architectures, and training a new generation of "dual-competency" professionals fluent in both medicine and data science represent urgent, strategic priorities for the coming decade [10].

## V. CONCLUSION

This scoping review demonstrates that artificial intelligence possesses the definitive potential to play a transformative role in restructuring traditional medicine. Rather than

replacing the clinical intuition of the human practitioner, AI serves as an advanced cognitive assistant, standardizing the Four Examinations and transforming qualitative clinical experience into a quantifiable, reproducible, and verifiable scientific paradigm. To fully transition these computational frameworks into field-ready clinical tools, future initiatives must focus on building large-scale centralized data repositories, advancing Explainable AI (XAI) models tailored for traditional reasoning, and executing prospective multi-center clinical trials to validate real-world patient outcomes. Harmonizing advanced big data engineering with traditional medical wisdom represents the definitive roadmap to elevate traditional medicine, ensuring global integration and sustainable advancement in the digital era.

## REFERENCES

1. Hou, C., et al., A review of recent artificial intelligence for traditional medicine. *Journal of Traditional and Complementary Medicine*, 2025. 15(3): p. 215-228.
2. Song, Z., G. Chen, and C.Y.-C. Chen, AI empowering traditional Chinese medicine? *Chemical science*, 2024. 15(41): p. 16844-16886.
3. Tian, Z., et al., Current status and trends of artificial intelligence research on the four traditional Chinese medicine diagnostic methods: a scientometric study. *Annals of Translational Medicine*, 2023. 11(3): p. 145.
4. Ng, J.Y., et al., Traditional, complementary, and integrative medicine and artificial intelligence: Novel opportunities in healthcare. *Integrative medicine research*, 2024. 13(1): p. 101024.
5. Zhang, P., et al., Network pharmacology: towards the artificial intelligence-based precision traditional Chinese medicine. *Briefings in bioinformatics*, 2024. 25(1): p. bbad518.
6. Zhou, L., et al., Natural language processing algorithms for normalizing expressions of synonymous symptoms in traditional Chinese medicine. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine*, 2021. 2021(1): p. 6676607.
7. Zheng, Z., et al. TCMKG: A deep learning based traditional Chinese medicine knowledge graph platform. in 2020 IEEE international conference on knowledge graph (ICKG). 2020. IEEE.
8. Lu, L., et al., AI: bridging ancient wisdom and modern innovation in traditional Chinese medicine. *JMIR Medical Informatics*, 2024. 12(1): p. e58491.
9. Chen, Z., et al., Traditional Chinese medicine diagnostic prediction model for holistic syndrome differentiation based on deep learning. *Integrative medicine research*, 2024. 13(1): p. 101019.
10. Sun, Y., et al., When Traditional Medicine Meets AI: Critical Considerations for AI-Empowered Clinical Support in Traditional Medicine. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 2025. 9(7): p. 1-37.
11. Zhou, E., Q. Shen, and Y. Hou, Integrating artificial intelligence into the modernization of traditional Chinese medicine industry: a review. *Frontiers in Pharmacology*, 2024. 15: p. 1181183.
12. Jongjiamdee, K., et al., Artificial intelligence in traditional medicine: evidence, barriers, and a research roadmap for personalized care. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2025. 8: p. 1659338.
13. Mesko, B., *The role of artificial intelligence in precision medicine*. 2017, Taylor & Francis. p. 239-241.
14. Zhang, A., et al., Future perspectives of personalized medicine in traditional Chinese medicine: a systems biology approach. *Complementary therapies in medicine*, 2012. 20(1-2): p. 93-99.
15. Agyeman, A.A. and R. Ofori-Asenso, Perspective: Does personalized medicine hold the future for medicine? *Journal of Pharmacy and Bioallied Sciences*, 2015. 7(3): p. 239-244.
16. Fung, F.Y. and Y.C. Linn, Developing traditional Chinese medicine in the era of evidence-based medicine: current evidences and challenges. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine*, 2015. 2015(1): p. 425037.
17. Haynes, R.B., P.J. Devereaux, and G.H. Guyatt, Clinical expertise in the era of evidence-based medicine and patient choice. *BMJ Evidence-Based Medicine*, 2002. 7(2): p. 36-38.
18. Shea, J.L., Applying evidence-based medicine to traditional Chinese medicine: debate and strategy. *The Journal of Alternative and Complementary Medicine: Paradigm, Practice, and Policy Advancing Integrative Health*, 2006. 12(3): p. 255-263.
19. Li, W., et al., Opportunities and challenges of traditional Chinese medicine doctors in the era of artificial intelligence. *Frontiers in medicine*, 2024. 10: p. 1336175.
20. Wang, Y., et al., Artificial intelligence-directed acupuncture: a review. *Chinese medicine*, 2022. 17(1): p. 80.
21. Wang, Y., et al., The impact of artificial intelligence on traditional Chinese medicine. *The American journal of Chinese medicine*, 2021. 49(06): p. 1297-1314.
22. Meng, X., et al., Progress in the application of AI



- in the standardization of traditional Chinese medicine: A review based on machine learning and deep learning. *Pharmacological Research-Modern Chinese Medicine*, 2025. 16: p. 100639.
23. Zhang, H., et al., Artificial intelligence-based traditional Chinese medicine assistive diagnostic system: validation study. *JMIR medical informatics*, 2020. 8(6): p. e17608.
24. Arji, G., et al., A systematic literature review and classification of knowledge discovery in traditional medicine. *Computer methods and programs in biomedicine*, 2019. 168: p. 39-57.
25. Chen, Z., et al., Developing the artificial intelligence method and system for “Multiple Diseases Holistic Differentiation” in Traditional Chinese medicine and its interpretability to clinical decision. *Journal of Evidence-Based Medicine*, 2025. 18(2): p. e70016.
26. Wang, A., et al., Development and application of artificial intelligence in traditional Chinese medicine research and development. *Chinese Medicine*, 2026. 21(1): p. 17.
27. Chu, H., et al., The use of artificial intelligence in complementary and alternative medicine: A systematic scoping review. *Frontiers in pharmacology*, 2022. 13: p. 826044.
28. Yan, D., et al., Artificial intelligence in traditional Chinese medicine: from systems biological mechanism discovery, real-world clinical evidence inference to personalized clinical decision support. *Chinese Journal of Natural Medicines*, 2025. 23(11): p. 1310-1328.
29. Huang, Z., et al., A traditional Chinese medicine syndrome classification model based on cross-feature generation by convolution neural network: model development and validation. *JMIR medical informatics*, 2022. 10(4): p. e29290.
30. Lu, L., et al., Artificial Intelligence: Bridging Ancient Wisdom and Modern Innovation in Traditional Chinese Medicine.
31. Chao, J., et al., Major achievements of evidence-based traditional Chinese medicine in treating major diseases. *Biochemical pharmacology*, 2017. 139: p. 94-104.
32. Burlacu, A., et al., Challenging the supremacy of evidence-based medicine through artificial intelligence: the time has come for a change of paradigms. 2020, Oxford University Press. p. 191-194.
33. Lee, S. and H.-S. Kim, Prospect of artificial intelligence based on electronic medical record. *Journal of Lipid and Atherosclerosis*, 2021. 10(3): p. 282.
34. Liang, Z., et al., Deep generative learning for automated EHR diagnosis of traditional Chinese medicine. *Computer methods and programs in biomedicine*, 2019. 174: p. 17-23.
35. Zhou, X., et al., Development of traditional Chinese medicine clinical data warehouse for medical knowledge discovery and decision support. *Artificial Intelligence in medicine*, 2010. 48(2-3): p. 139-152.
36. Zhang, S., et al., Advances in the application of traditional Chinese medicine using artificial intelligence: a review. *The American journal of Chinese medicine*, 2023. 51(05): p. 1067-1083.
37. Chen, Z., et al., Application of artificial intelligence in tongue diagnosis of traditional Chinese medicine: a review. *TMR Mod Herb Med*, 2021. 4(2): p. 14-30.
38. Kaur, S., et al., Medical diagnostic systems using artificial intelligence (AI) algorithms: principles and perspectives. *Ieee Access*, 2020. 8: p. 228049-228069.
39. Tang, A.C.Y., J.W.Y. Chung, and T.K.S. Wong, Validation of a novel traditional Chinese medicine pulse diagnostic model using an artificial neural network. *Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine*, 2012. 2012(1): p. 685094.
40. Jia, L., et al., Modernizing tongue diagnosis: AI integration with traditional Chinese medicine for precise health evaluation. *Ieee Access*, 2024. 12: p. 161670-161678.
41. Lai, X., et al., Network pharmacology and traditional medicine. 2020, Frontiers Media SA. p. 1194.
42. Li, Y., et al., Artificial intelligence in traditional Chinese medicine: advances in multi-metabolite multi-target interaction modeling. *Frontiers in pharmacology*, 2025. 16: p. 1541509.
43. Giordano, C., et al., Accessing artificial intelligence for clinical decision-making. *Frontiers in digital health*, 2021. 3: p. 645232.
44. Khan, S.R., et al., Integration of AI and traditional medicine in drug discovery. *Drug discovery today*, 2021. 26(4): p. 982-992.
45. Amabie, T., et al., Harmonizing tradition and technology: the synergy of artificial intelligence in traditional medicine, in *Herbal medicine phytochemistry: applications and trends*. 2024, Springer. p. 2103-2125.
46. Guo, P., et al., Advancing the modernization of traditional Chinese medicine through artificial intelligence and multimodal data integration. *Chinese Medicine*, 2026. 21(1): p. 54.